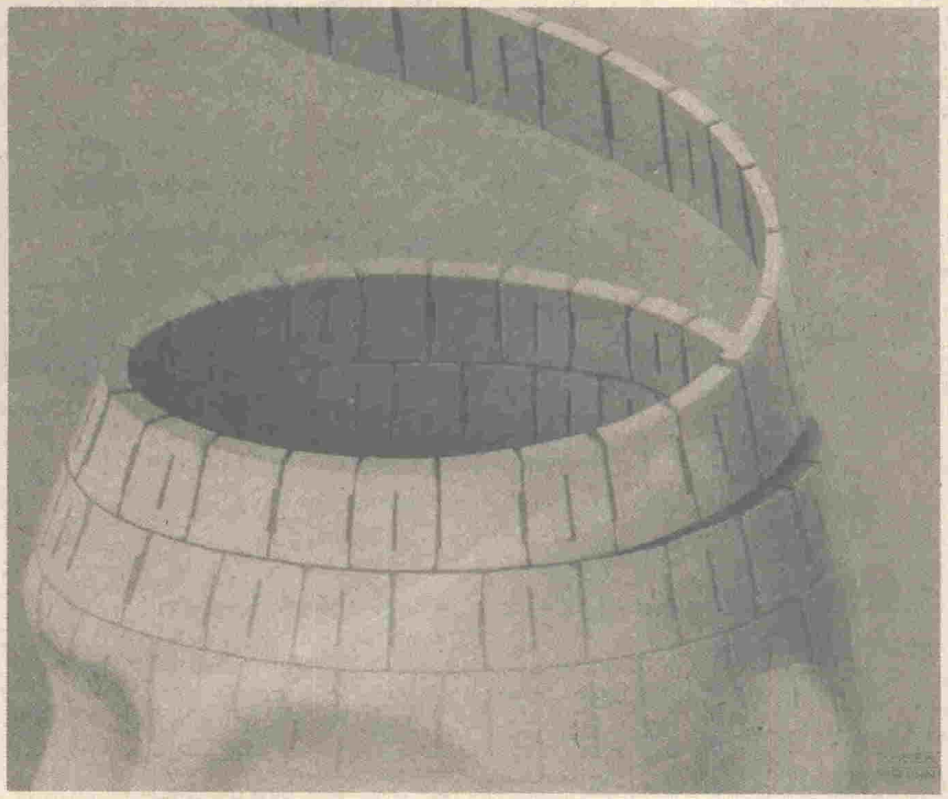
เรื่องน่าอ่าน
สมนึก คีรีโต

โครงการสมองคอมพิวเตอร์ : นิวรอลเน็ต-เวอร์ก (1)



แรงดลใจในหมู่นักวิชาการในอันที่จะออกแบบ และสร้างระบบคอมพิวเตอร์ให้มีโครงสร้างเชิงสถาปัตยกรรมเซลสมอง

คอมพิวเตอร์ในยุคปัจจุบันมีหน่วยประมวลผลที่มีขีดความสามารถในการคำนวณเชิงคณิตศาสตร์ที่รวดเร็วและแม่นยำกว่ามากเมื่อเทียบกับความเร็วและความแม่นยำในการทำงานของเซลสมองมนุษย์ ภายใน 1 วินาที คอมพิวเตอร์บางระบบสามารถบวกหรือลบตัวเลขหลาย ๆ หลักถึง 100 ล้านตัวเลขได้อย่างถูกต้อง ในขณะที่มนุษย์เราบวกตัวเลขเพียง 1 คู่ยังไม่เสร็จ

อย่างไรก็ตาม สมองมนุษย์กลับทำงานได้ดีกว่าเครื่องคอมพิวเตอร์ในงานหลายด้าน เช่น การตีความหมายของรูปทรงในภาพ (ตัวอย่างดังรูปที่ 1) การแยกแยะลักษณะที่แตกต่างของสิ่งของที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกัน และความสามารถในการเรียนรู้จากประสบการณ์ (แทนที่จะทำงานซ้ำซากตามชุดคำสั่งหรือโปรแกรมที่กำหนดไว้ตายตัวโดยผู้เขียนโปรแกรม) เป็นต้น

แรงดลใจ

ลองพิจารณาภาพปริศนาดังรูปที่ 1 เราจะพบกับปัญหาและอุปสรรคในการวิเคราะห์ว่าภาพนี้เป็นภาพอะไร ถ้าเราใช้ระบบคอมพิวเตอร์ที่มีระบบการทำงานตามลำดับขั้น (Sequential computers) โดยการวิเคราะห์แถบสีดำในรูปที่ 1 แต่ละแถบแยกจากกัน เราจะไม่ได้ข้อมูลความหมายของภาพมากนัก ในทางตรงกันข้ามถ้าเราพิจารณาแถบสีดำโดยรวมเป็นกลุ่มก้อนพร้อม ๆ กัน จะเห็นว่าภาพนี้เป็นภาพของสุนัขพันธุ์ดาลเมชั่น (ตัวสีขาว-จุดสีดำ) หันทางด้านซ้าย หัวสุนัขก้มต่ำ (ถ้าผู้อ่านยังดูไม่ออกว่าเป็นภาพอะไรขอให้มองภาพดังกล่าวทั้งภาพอีกครั้ง-ตัวสุนัขอยู่กลางภาพ)

ทำไมเน้อระบบประสาทสมองของมนุษย์จึงสามารถเข้าใจและตีความหมายของภาพได้ดี (เช่น รู้ว่ามีอะไรอยู่กลางภาพ) ในขณะที่ระบบคอมพิวเตอร์ยังประสบกับปัญหาในการวิเคราะห์ว่าส่วนไหนในภาพเป็นของวัตถุชิ้นเดียวกัน (เช่น จุดไหนในภาพเป็นจุดดำบนตัวสุนัข - ไม่ใช่ตำแหน่งบนพื้นดิน หรือบนต้นไม้) โครงสร้างเชิงสถาปัตยกรรมภายในและลักษณะการทำงานของเซลสมองของมนุษย์ จะต้องเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ทำให้สมองมนุษย์สามารถทำงานดังกล่าวได้ดีกว่าเครื่อง

รูปที่ 1 คุณบอกได้ไหมว่าภาพนี้เป็นภาพของอะไร? โดยการใช้เทคโนโลยีทางคอมพิวเตอร์ของยุคปัจจุบัน คุณคิดว่าคอมพิวเตอร์จะสามารถบอกได้ไหมว่าภาพนี้เป็นภาพอะไร?

คอมพิวเตอร์ จากข้อสังเกตข้างต้นทำให้เกิดแรงดลใจในหมู่นักวิชาการในอันที่จะออกแบบและสร้างระบบคอมพิวเตอร์ให้มีโครงสร้างเชิงสถาปัตยกรรมเซลสมอง โดยการประยุกต์ใช้ความรู้และเทคโนโลยีส่วนหนึ่งที่ขอยืมมาจากวิชาชีววิทยา และชีวฟิสิกส์ที่เกี่ยวข้องกับเซลสมองมนุษย์ (Neurophysiology) รูปแบบของคอมพิวเตอร์ในแนวที่กล่าวถึงนี้มีชื่อขนานนามโดยอ้างอิงถึง "เซลสมอง" หรือ "นิวรอน" (Neuron) ในแง่มุมต่าง ๆ

เทคโนโลยีทางด้านนี้จึงมีชื่อเรียกได้สารพัดชื่อ ดังนี้

- ระบบเซลสมองจำลอง (Artificial Neural Systems - ANS)
- โมเดลเชื่อมโยง (Connectionist Models)
- คอนเน็กชันนิซึม (Connectionism)
- ระบบประมวลผลขนานแบบกระจายอำนาจ (Parallel Distributed Processing - PDP)
- ระบบเครือข่ายนิวรอน หรือ นิวรอลเน็ตเวอร์ก (Neural Networks)

ท่านผู้อ่านไม่ต้องงุนงงกับชื่อมากมายดังกล่าว ทั้งหมดเป็นเรื่องเดียวกันครับ และแท้ที่จริงแล้วชื่อเหล่านี้สะท้อนแง่มุมต่าง ๆ เชิงปรัชญาที่สำคัญของเทคโนโลยีแขนงนี้

ระบบเครือข่ายนิวรอน มีการเลียนแบบโครงสร้างภายในให้คล้ายคลึงกับลักษณะโครงสร้างของนิวรอน/เซลสมองของมนุษย์ นิวรอลอิเล็กทรอนิกส์ถูกเชื่อมต่อซึ่งกันและกันคล้ายคลึงกับการที่นิวรอลของมนุษย์เชื่อมต่อกันเป็นร่างแห ด้วยลักษณะของการเชื่อมต่อกันจำนวนมากนี้แหละทำให้ระบบเครือข่ายนิวรอนถูกเรียกว่า "โมเดลเชื่อมโยง" (Connectionist Models) หรือ "ระบบคอนเน็กชันนิซึม" (Connectionism)

โครงสร้างการทำงานของเซลสมองมนุษย์ ที่เป็นแรงดลใจให้มีการคิดค้นรูปแบบของระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กมีคุณสมบัติ/องค์ประกอบที่สำคัญ 4 ประการ พอสรุปได้ดังต่อไปนี้

1. ง่ายแต่จำนวนมหาศาล

โครงสร้างพื้นฐานของเซลสมองมนุษย์มีฟังก์ชัน การทำงานแบบง่าย ๆ* แต่อาศัยว่ามีเซลสมองจำนวนมหาศาล (สมองมนุษย์มี 10^{11} นิวรอนเซล) นิวรอลเน็ตเวอร์กก็ควรจะประกอบไปด้วยเซลหน่วยประมวลผลจำนวนมาก ๆ เช่นกัน แต่ละเซลเป็นหน่วยประมวลผลขนาดเล็ก ซึ่งมีโครงสร้างหรือมีฟังก์ชันการทำงานอย่างง่าย ๆ

2. เครือข่ายการเชื่อมโยง

เซลสมองมนุษย์จำนวนมากนั้นเชื่อมโยงต่อกันเป็นเครือข่าย การเชื่อมต่อถึงกันนั้นมีเงื่อนไขในรูปของน้ำหนักการต่อเชื่อม (weighted connections) และน้ำหนักในการเชื่อมโยงระหว่างหน่วยประมวลผลนี้แหละที่แสดงเงื่อนไข หรือบรรจุความรู้ในรูปแบบต่าง ๆ ไว้

3. ช่วยกันทำและกระจายอำนาจ

เซลสมองจำนวนมากมายช่วยกันทำงานในลักษณะขนาน (Massive Parallel Processing) ถึงแม้ว่าแต่ละเซลจะมีฟังก์ชันการทำงานแบบง่าย ๆ แต่ละเซลทำงานและรับผิดชอบงานในส่วนของตัวเองไปพร้อม ๆ กัน การควบคุมการทำงานของระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กจึงพยายามเลียนแบบการทำ

*ในความเป็นจริงแล้ว เซลสมองมีฟังก์ชันการทำงานที่สลับซับซ้อนในเชิงนิวโรฟิสิโอโรจีมาก ระบบเครือข่ายนิวรอนจำลองแบบเซลสมองในฟังก์ชันบางส่วนที่ง่าย ๆ (จะกล่าวถึงต่อไป) เท่านั้น

งานในลักษณะขนานและกระจายอำนาจนี้ (Parallel Distributed Processing) แม้ว่าเซลนิวรอนบางเซลไม่สามารถทำงานได้ตามปกติ (เช่น เซลบางเซลเสียหายหรือตายไป) เน็ตเวอร์กก็ยังคงสามารถทำงานโดยส่วนรวมได้ถูกต้อง คุณสมบัติประการนี้ เรียกว่า "คุณสมบัติของการทนความผิดพลาด" (Fault Tolerance)

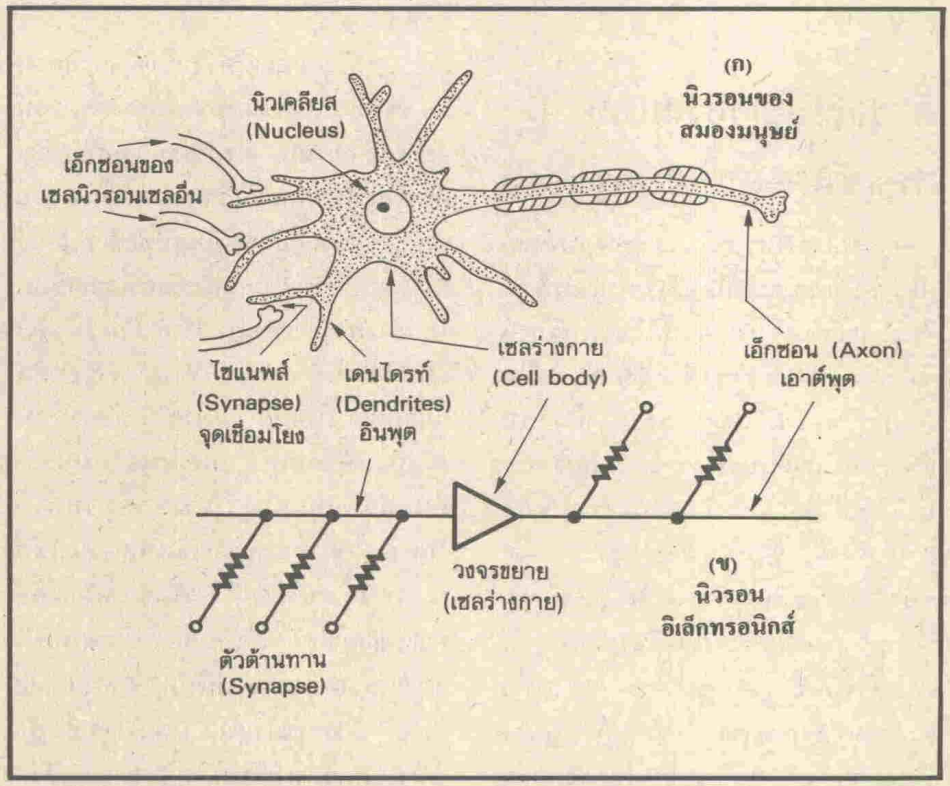
4. ความสามารถในการเรียนรู้แบบอัตโนมัติ

ระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กควรจะมีความสามารถในการเรียนรู้จากประสบการณ์ เรียนรู้ลักษณะหรือกฎเกณฑ์ทั่วไปจากตัวอย่าง การเรียนรู้นี้เน้นที่วิธีการสร้างความรู้ภายในระบบ (Internal Representation) ในแบบอัตโนมัติ

คุณสมบัติที่กล่าวข้างต้น ผู้อ่านจะได้เห็นกระจ่างชัดขึ้น ด้วยความรู้ทางด้านชีววิทยา เชิงชีวฟิสิกส์ของเซลนิวรอนเบื้องต้น พร้อมทั้งตัวอย่างนิวรอลเน็ตเวอร์กระบบเล็ก ๆ ที่จะกล่าวถึงต่อไปนี้

ชีวฟิสิกส์เบื้องต้นเกี่ยวกับนิวรอน

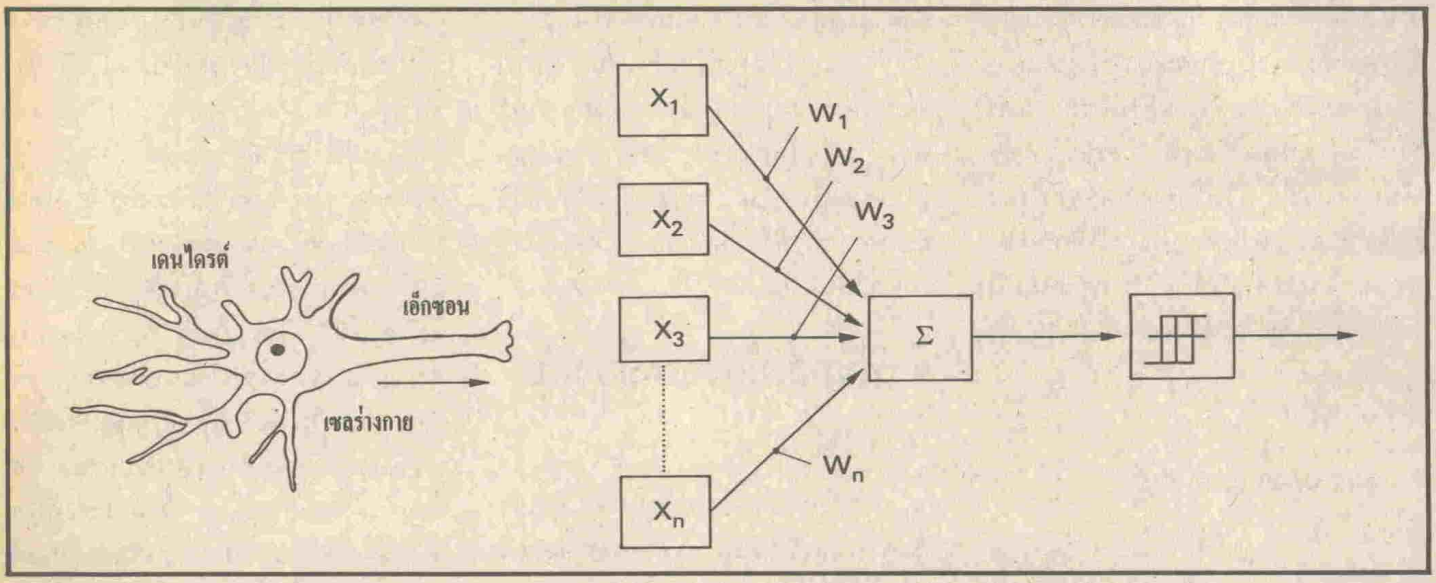
เราอาจจะจำลองแบบโครงสร้างพื้นฐานของนิวรอล หรือเซลสมองของมนุษย์ได้ในรูปของวงจรเชิงอิเล็กทรอนิกส์แบบง่าย ๆ หรือที่นิยมกันมากกว่าคือการจำลองแบบการทำงานของเครือข่ายนิวรอนในรูปของฟังก์ชันคณิตศาสตร์ ผมจะขอกล่าวถึงลักษณะหน้าตาของเซลนิวรอน รวมทั้งแนะนำคำศัพท์ทางชีววิทยาที่เกี่ยวข้องก่อน โดยอ้างอิงกับรูปที่ 2



รูปที่ 2 (ก) แสดงโครงสร้างพื้นฐานเซลนิวรอนของสมองมนุษย์
(ข) แสดงวงจรอิเล็กทรอนิกส์แบบอะนาล็อก เปรียบเทียบกับการทำงานของนิวรอนเซลสมอง

รูปที่ 2 (ก) แสดงองค์ประกอบสำคัญ ๆ ของเซลสมองมนุษย์ เซลนิวรอนรับข้อมูลอินพุตจากนิวรอนเซลอื่นโดยผ่านทางจุดเชื่อมโยงระหว่างเซลที่เรียกว่า "ไซแนพส์" (Synapse) สัญญาณข้อมูลจากไซแนพส์จะถูกส่งผ่าน "เดนไดรต์" (Dendrite) ซึ่งเป็นส่วนที่ระโยงระยางรอบข้างของเซลร่างกาย (Cell body) สัญญาณข้อมูลอินพุตจะได้รับการประมวลผลบางประการตามขบวนการที่เกิดขึ้นภายในเซลร่างกาย ซึ่งจะกล่าวถึงในรายละเอียดต่อไป สัญญาณเอาต์พุตจากเซลนิวรอนจะถูกส่งออกทางส่วนของเซลที่เรียกว่า "เอ็กซอน" (Axon) สัญญาณดังกล่าวนี้จะกระโดดข้ามผ่านไซแนพส์ (ด้วยเงื่อนไขบางประการ) ซึ่งเป็นส่วนอินพุตของเซลนิวรอนเซลอื่นต่อไป สำหรับผู้ที่คุ้นเคยกับวงจรอิเล็กทรอนิกส์ ขอให้พิจารณาเปรียบเทียบนิวรอนของสมองมนุษย์กับนิวรอนอิเล็กทรอนิกส์ ในรูปที่ 2 (ข) วงจรขยายแบบอะนาล็อกรับสัญญาณอินพุตผ่านทางตัวความต้านทาน แล้วส่งสัญญาณเอาต์พุตไปยังวงจรขยายตัวอื่น ผ่านทางตัวความต้านทานเช่นกัน

สมองของมนุษย์ประกอบด้วยเซลนิวรอน (ซึ่งมีโครงสร้างแต่ละเซลดังรูปที่ 2(ก)) จำนวนประมาณ 10^{11} นิวรอน (หนึ่งแสนล้านเซล) นิวรอนแต่ละเซลมีจุดเชื่อมโยงอินพุตและเอาต์พุต (ไซแนพส์) ประมาณ 10^4 การเชื่อมโยงไซแนพส์ซึ่งเป็นจุดเชื่อมโยงของเอ็กซอน (อุปกรณ์เอาต์พุต) ของนิวรอนเซลหนึ่ง และเดนไดรต์ (อุปกรณ์อินพุต)



รูปที่ 3 แสดงเซลนิวรอนและเพอเซพตรอน

ของอีกเซลหนึ่ง มีฟังก์ชันการทำงาน 2 ลักษณะ คือ "ไซแนพส์แง่บวก" (Excitatory Synapses) และ "ไซแนพส์แง่ลบ" (Inhibitory Synapses) ไซแนพส์แง่บวกเป็นไซแนพส์ชนิดที่จะทำให้สัญญาณเอาต์พุตที่ส่งผ่านมามีความถี่สูงขึ้น ส่วนไซแนพส์แง่ลบจะทำให้สัญญาณเอาต์พุตมีความถี่ต่ำลง นอกจากนี้ความถี่ของสัญญาณเอาต์พุตยังขึ้นอยู่กับความแรงหรือปริมาณของสัญญาณอินพุต และเงื่อนไขที่แสดงในรูปของน้ำหนักของจุดเชื่อมโยงไซแนพส์ด้วย คุณสมบัติในการจดจำ (Memory) และการประมวลผล (Processing) ของสมองมนุษย์ จะขึ้นอยู่กับโครงสร้างของการเชื่อมโยง และน้ำหนักของจุดเชื่อมโยงไซแนพส์เหล่านี้

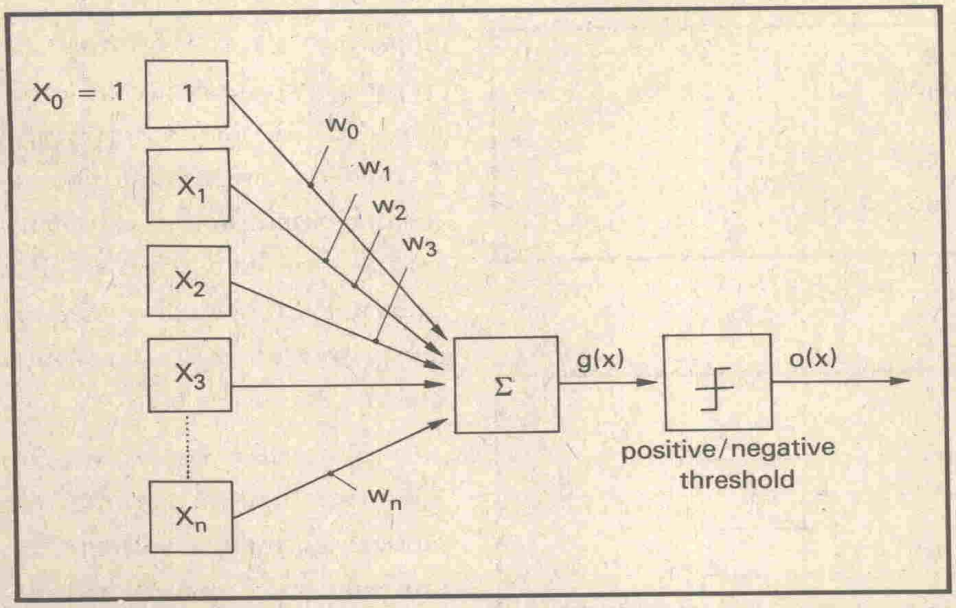
โมเดลเชิงคณิตศาสตร์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งฟังก์ชันทางพีชคณิต มักจะถูกนำมาใช้อธิบายลักษณะโครงสร้างการทำงานของเซลนิวรอน เนื่องจากมีความหมายที่เด่นชัดและประหยัดถ้อยคำที่อาจจะกำกวม เหมาะกับการพัฒนาระบบคอมพิวเตอร์ทั้งเชิงซอฟต์แวร์และฮาร์ดแวร์ ในขั้นต่อไปท่านผู้อ่านที่อยากรู้อยากทราบ เชิญติดตามต่อไปได้ (แต่อย่าลืมขุดวิชาพีชคณิตติดตามมาด้วยครับ)

นิวรอลเน็ตเวอร์กแบบเพอเซพตรอน (Perceptrons)

เพอเซพตรอน (Perceptrons) เป็นระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กแบบหนึ่งที่ได้รับการคิดค้นมาตั้งแต่ในยุคแรก ๆ ของเทคโนโลยีสาขานี้ (โดยนายโรเซนแบรท ในปี พ.ศ. 2505) นิวรอนแต่ละเซลในระบบเครือข่ายนิวรอนระบบนี้ จะทำการประมวลผลให้สัญญาณเอาต์พุตเป็นฟังก์ชันที่ขึ้นอยู่กับขนาดของสัญญาณอินพุต น้ำหนัก (weights) ที่กำหนดในสายเชื่อมโยงอินพุตแต่ละตัว และค่าพิกัด (threshold) กล่าวคือ เอาต์พุตของนิวรอนจะส่งผลลัพธ์เป็น 1 ถ้าผลบวกของผลคูณระหว่างสัญญาณอินพุต และน้ำหนักของสายเชื่อมโยงที่อินพุตนั้นมีค่ามากกว่าค่าพิกัดที่ถูกกำหนดไว้ (ค่านี้ปรับได้ - adjustable threshold value) มิฉะนั้น เอาต์พุตจะเป็น 0 ถ้าผลบวกนั้นมีค่าน้อยกว่าค่าพิกัด

รูปที่ 3 แสดงโครงสร้างไดอะแกรมของเซลนิวรอนในแบบของเพอเซพตรอน อินพุตจำนวน n ตัว (เช่น รับสัญญาณอินพุตมาจากเซลนิวรอนเซลอื่นหลายเซล) เขียนสัญลักษณ์ในรูปของเวกเตอร์ $(X_1, X_2,...X_n)$ และน้ำหนักที่สายเชื่อมโยงอินพุตเขียนแทนให้สั้นในรูปของเวกเตอร์เป็น $(W_1, W_2,...W_n)$ ตัวแปรเหล่านี้โดยปกติมีค่าเป็นเลขจำนวนจริงบวกหรือลบ ตัวเพอเซพตรอนประกอบด้วยหน่วยประมวลผลที่ทำหน้าที่ในการรวม/บวกค่าของอินพุต (ฟังก์ชันบวก) แล้วเปรียบเทียบกับค่าพิกัด เพื่อความสะดวก (ในเชิงสมการคณิตศาสตร์) เรามักจะแทนค่าของพิกัด (threshold value) ด้วยค่าน้ำหนัก (weight) อีกตัวหนึ่ง (โดยเพิ่มที่อินพุต) ซึ่งอาจจะเรียกว่า "W_0" ดังแสดงในรูปที่ 4

เพอเซพตรอน (ดังรูปที่ 4) จะ



รูปที่ 4 เพอเซพตรอนที่แทนองค์ประกอบของค่าพิกัด (Threshold) (ซึ่งเป็นค่าเปรียบเทียบทางเอาต์พุต) ด้วยการเพิ่มน้ำหนัก (weight) ทางด้านอินพุตอีกหนึ่งตัว ซึ่งทำให้การตรวจสอบผลบวกของอินพุตว่าเป็นเพียงค่าตัวเลขบวกหรือลบ (positive/ negative threshold)

ให้ผลลัพธ์เอาต์พุตเป็น 1 ถ้าผลบวกของผลคูณระหว่างสัญญาณอินพุตและน้ำหนักทั้งหมดมีค่ามากกว่าศูนย์ ถ้ากำหนดให้

g(X) คือ ฟังก์ชันผลบวกของผลคูณดังกล่าว

o(X) คือ ฟังก์ชันเอาต์พุตของเพอเซพตรอน

การทำงานของเพอเซพตรอนที่อธิบายข้างต้นสามารถเขียนสรุปด้วยสมการ 2 สมการ ดังรูปที่ 5

เพอเซพตรอนลักษณะนี้ให้ผลลัพธ์เป็น 0 หรือ 1 กล่าวคือ การทำฟังก์ชันแบบไบนารี เพอเซพตรอนในลักษณะเดียวกันนี้หลายตัว สามารถนำมาต่อเชื่อมกันเพื่อการคำนวณฟังก์ชันที่ซับซ้อนขึ้นได้ (เช่น ผลลัพธ์เป็นกลุ่มตัวเลขไบนารี ซึ่งแทนข้อมูลรหัสหรือเลขฐานอื่น ๆ ได้) ดังแสดงในรูปที่ 6

ความสามารถในการเรียนรู้

เราสามารถสอนหรือฝึกฝนกลุ่มของเพอเซพตรอนได้โดยการป้อนตัวอย่างของข้อมูลอินพุต/เอาต์พุตที่ต้องการ ขบวนการการเรียนรู้ (Learning) ของเพอเซพตรอนจะเป็นขบวนการในการปรับค่าของน้ำหนักและค่าพิกัด (threshold value) ที่อยู่ภายในระบบให้สอดคล้องกับกลุ่มตัวอย่างของชุดข้อมูลอินพุต/เอาต์พุตที่ป้อนเข้าสู่ระบบในช่วงจังหวะของการเรียนรู้ กล่าวคือ น้ำหนักของจุดเชื่อมโยงจะต้องถูกปรับแต่ง/เปลี่ยนแปลงจนกระทั่งฟังก์ชันการทำงานของทั้งระบบเป็นไปตามลักษณะพิเศษของกลุ่มตัวอย่างที่ป้อนนั้น ในบทความนี้จะไม่ขอกล่าวถึงรายละเอียดของอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ของเน็ตเวอร์ก เพียงแต่ขอกล่าวถึงชื่อของวิธีการที่มีชื่อเสียงมาก ๆ เช่น "Backpropagation", "Reinforcement Learning" และ "Unsupervised Learning" เป็นต้น

ในเบื้องต้นนี้ขอให้ผู้อ่านนึกถึงขบวนการเรียนรู้ของระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กว่า เป็นขบวนการในการกำหนดน้ำหนักที่จุดเชื่อมโยงอินพุตของนิวรอน (กำหนดค่าที่เหมาะสมให้กับตัวแปร W) ให้สอดคล้องกับสิ่งที่เรียนรู้ (เช่น จากกลุ่มของตัวอย่าง)

ตัวอย่างการประยุกต์ใช้งานระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กที่จะกล่าวถึงต่อไปนี้จะช่วยทำให้ท่านผู้อ่านมองเห็นภาพรวมของการใช้งานระบบเครือข่ายนิวรอนคอมพิวเตอร์ที่อ่านลายมือคุณรู้เรื่อง

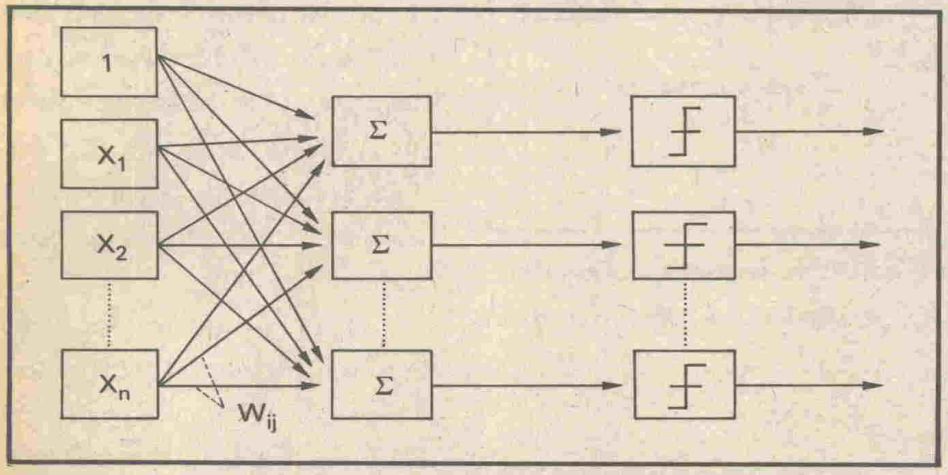
ตัวอย่างการใช้งานนิวรอลเน็ตเวอร์ก

ระบบเครือข่ายนิวรอนถูกนำไปประยุกต์ใช้งานที่เป็นประโยชน์ในหลายด้าน เช่น การใช้งานเพื่อการระลึก/การรับรู้ (Pattern Recognition) การใช้งานเป็นหน่วยความจำแบบ Associative การใช้งานเพื่อการแก้ไขปัญหาการจัดวาง (Combinatorial Problems)

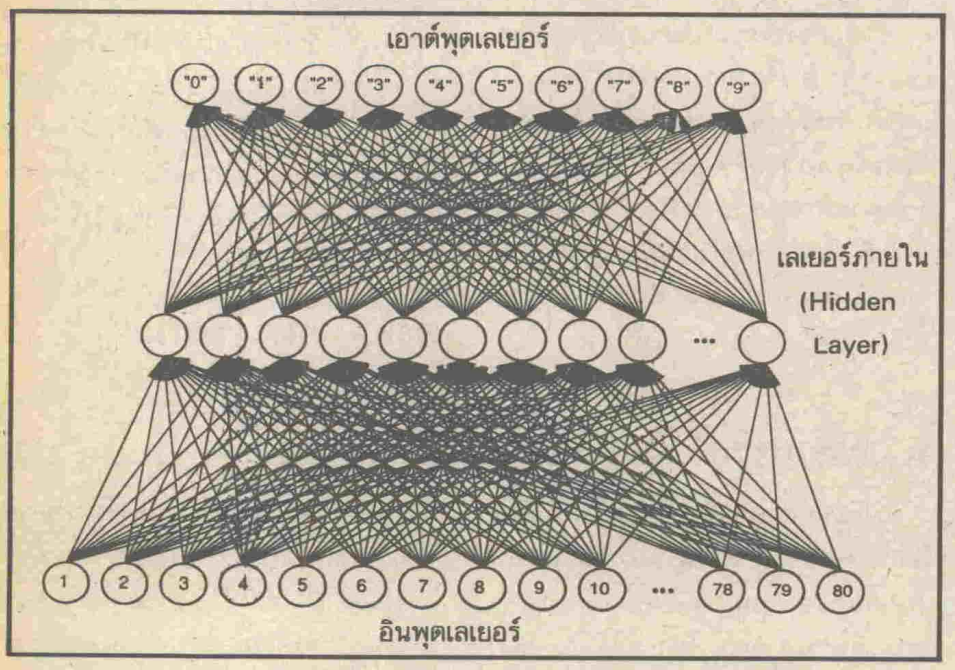
$$g(x) = \sum_{i=0}^{n} X_i W_i$$

$$o(x) = \begin{cases} 1 & \text{ถ้า } g(x) > 0 \\ 0 & \text{ถ้า } g(x) < 0 \end{cases}$$

รูปที่ 5 โมเดลทางคณิตศาสตร์ของเพอเซพตรอนในรูปที่ 4



รูปที่ 6 เพอเซพตรอนที่มีหลายอินพุตและหลายเอาต์พุต เอาต์พุตแต่ละเส้นแสดงผลลัพธ์เป็นเลขไบนารี (0 หรือ 1) กลุ่มเลขไบนารีนี้อาจแทนความหมายรหัสหรือเลขฐานอื่นได้



รูปที่ 7 โครงสร้างไดอะแกรมของนิวรอลเน็ตเวอร์ก ซึ่งสามารถรับรู้และบอกได้ว่าตัวเลขที่เขียนด้วยลายมือเป็นเลขอะไรระหว่าง ตัวเลข 0, 1, 2,... ถึง 9

เป็นต้น การประยุกต์ใช้งานที่ประสบความสำเร็จมากที่สุดมีลักษณะในกลุ่มแรก ในที่นี้จึงขอยกตัวอย่างระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กที่สามารถอ่านตัวเลขที่เขียนด้วยลายมือได้ เพื่อที่จะให้ปัญหามีขนาดเล็กพอที่จะอธิบายให้จบได้ในบทความนี้ จะขอสมมติว่า นิวรอลเน็ตเวอร์กที่จะสร้างสามารถรับรู้ตัวเลขเพียง 10 ตัว คือ เลข 0, 1, 2, ..., 9

รูปที่ 7 แสดงนิวรอลเน็ตเวอร์กที่เขียนแสดงในรูปของไดอะแกรม วงกลมแต่ละวงในรูปหมายถึงหน่วยประมวลผลหรือนิวรอล 1 เซล การเชื่อมโยงระหว่างนิวรอนเขียนแสดงด้วยเส้นที่มีลูกศร ซึ่งแสดงทิศทางการไหลของข้อมูล เส้นเชื่อมโยงแต่ละเส้นจะมีตัวเลขน้ำหนัก (weight) กำกับอยู่ (ในที่นี้ไม่ได้แสดงไว้ในรูป)

เนื่องจากจุดประสงค์ของระบบต้องการบอกเพียงว่า ภาพตัวเลขอินพุตเป็นเลขอะไร (ภาพเลข 0, 1,... ถึงเลข 9) คำตอบจะเป็นเพียงหนึ่งในสิบคำตอบที่เป็นไปได้ ในที่นี้จึงสมมติให้เอาต์พุตของเน็ตเวอร์กมีอยู่ด้วยกัน 10 เซล (แถวบนสุดของรูปที่ 7) นิวรอนแถวบนสุดนี้เรียกว่า "ชั้นเอาต์พุต" (Output Layer) ในที่นี้เราสามารถใช้นิวรอนที่ทำงานฟังก์ชันไบนารีได้ สำหรับภาพอินพุตภาพหนึ่งเน็ตเวอร์กของเราควรจะทำให้นิวรอนเพียงตัวเดียวเท่านั้นในเอาต์พุตเลเยอร์ที่แสดงผลลัพธ์ 1

เราจะสมมติอีกว่าภาพของอินพุตที่จะทำการป้อนเข้าสู่เน็ตเวอร์กอยู่ในรูปของตารางพิกเซล (Pixels) ขนาด 10×8 (แต่ละพิกเซลมีค่าเป็นขาว/ดำ หรือ 1/0) ดังนั้นเราจึงมีจำนวนพิกเซลบรรจุภาพของตัวเลข 1 ตัวเลข พิกเซลจำนวน 80 พิกเซลนี้ต่อเชื่อมโดยตรง

กับนิวรอนของรูปที่ 7 ในแถวล่างสุด ที่จะขอเรียกว่า "อินพุตเลเยอร์" (Input Layer)

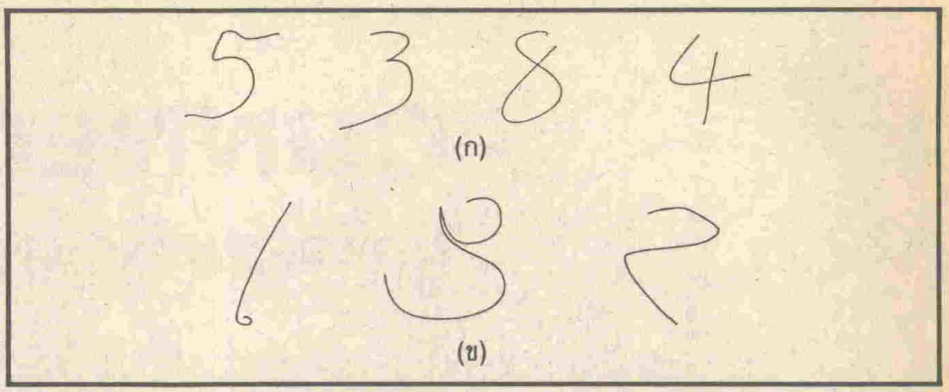
ขั้นต่อไป ก็ต้องมีการออกแบบและกำหนดจำนวนของนิวรอลเซลที่จะใช้สำหรับเป็นชั้นภายในที่เรียกว่า "ฮิดเดนเลเยอร์" (Hidden Layer) เพื่อเป็นชั้นของนิวรอนที่จะเชื่อมโยงกันระหว่างชั้นอินพุตและเอาต์พุต

ขั้นตอนที่สำคัญที่สุดก็คือ การฝึกฝนให้เน็ตเวอร์กดังกล่าวนี้มีความสามารถในการระลึก/รู้จักตัวเลข สิ่งที่ต้องการก็คือ กลุ่มตัวอย่างตัวเลขทั้งสิบตัวหลาย ๆ แบบ เช่น ตัวอย่างการเขียนตัวเลข 5 ในแบบต่าง ๆ (เลข 5 ที่เขียนบนตารางพิกเซล 10×8 หลาย ๆ แบบ) เป็นต้น

ข้อดีของการใช้งานระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กที่เห็นชัดเจนในขั้นนี้ก็คือ ความสามารถในการแก้ไขปัญหาที่ไม่จำเป็นต้องมีขบวนการที่มีนิยามที่เด่นชัดเหมือนปัญหาเชิงคณิตศาสตร์ทั่วไป ในทางตรงข้าม ระบบเครือข่ายนิวรอนกลับแก้ไขปัญหาที่เพียงแต่มีการรวบรวมชุดของตัวอย่างของปัญหา/คำตอบ และระบบจะพยายามปรับปรุงข้อมูลความรู้ภายในเพื่อให้สามารถให้คำตอบแก้ปัญหาที่มีลักษณะคล้ายคลึงกับตัวอย่างที่เรียนรู้ไปแล้วนั้น

ในกรณีตัวอย่างการรับรู้ตัวเลข เช่น หลังจากที่มีการฝึกสอนระบบไปแล้วว่าเขียนอย่างนี้คือ เลข 5 ไปแล้วหลายแบบ ในเฟสของการเรียนรู้

ในช่วงของการนำไปใช้งาน เราอาจทำการป้อนภาพตัวเลข 5 ซึ่งแม้จะเป็นภาพที่ผิดเพี้ยนไปบ้างจากตัวอย่างที่ใช้ในเฟสของการเรียนรู้แต่ไม่ต่างออกไปมาก ระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กก็ยังสามารถรับรู้ได้ว่าภาพนั้นเป็นภาพของเลข 5 ถ้าระบบได้รับการฝึกฝนด้วยกลุ่มของตัวอย่างเพียงพอ (ขอให้ดูภาพประกอบคำอธิบายในรูปที่ 8)



รูปที่ 8 ตัวเลขที่เขียนด้วยมือมีลักษณะแตกต่างกันไปมาก
(ก) เป็นกลุ่มตัวเลขที่นิวรอลเน็ตเวอร์ก ดังรูปที่ 7 สามารถตีความได้ว่าเป็นเลขอะไรได้อย่างถูกต้อง
(ข) กลุ่มตัวเลขที่ระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กวิเคราะห์ไม่ถูก

บทสรุป (สำหรับตอนนี้)

แนวความคิดในการสร้างระบบจักรกลที่เลียนแบบโครงสร้างเซลสมองของมนุษย์ ได้รับความสนใจในการพัฒนาและวิจัยมาช้านาน (มากว่า 50 ปีแล้ว) ผลงานในยุคแรก ๆ ถูกรายงานในเอกสารอ้างอิง หลายแห่งมีชื่อนักคิดที่คุ้นหูในขณะนั้น เช่น แมคคูลอช, พิทส์, มินสกี และโรเซสแบลอท์ เป็นต้น การวิจัยและพัฒนาระบบเครือข่ายนิวรอนเริ่มถดถอยลงในช่วงทศวรรษที่ 1970 เนื่องจากระบบนิวรอนที่ได้รับการพัฒนาในขณะนั้นมีข้อจำกัดในการใช้งาน

อย่างไรก็ตาม ในปัจจุบันการวิจัยพัฒนา และประยุกต์ใช้ระบบนิวรอลเน็ตเวอร์กกลับมาได้รับความสนใจเป็นอย่างมากอีกครั้ง เหตุผลที่อยู่เบื้องหลังที่สำคัญหลายประการ เช่น ระบบดิจิตอลคอมพิวเตอร์สมัยใหม่มีความเร็วในการประมวลผลมากกว่าอดีตมาก ทำให้เราสามารถสร้างและทดสอบระบบเครือข่ายนิวรอนที่มีขนาดใหญ่ขึ้น ความสนใจและความก้าวหน้าของเทคโนโลยีใหม่ ๆ ในการสร้างระบบคอมพิวเตอร์ที่ทำงานแบบขนานโดยมีหน่วยประมวลผลจำนวนมหาศาล (Massive Parallel Computers) และเหตุผลที่สำคัญก็คือ การค้นพบเทคนิคใหม่ ๆ สำหรับโครงสร้างสถาปัตยกรรมของเครือข่ายนิวรอน และรวมทั้งอัลกอริทึมที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ (Learning Algorithms) ที่มีประสิทธิภาพมากขึ้น

ในตอนต่อไป ผู้เขียนจะกล่าวถึงขบวนการในการเรียนรู้หรือปรับเปลี่ยนน้ำหนักภายในนิวรอลเน็ตเวอร์กในรายละเอียดเพิ่มเติม ตัวอย่างการประยุกต์ใช้งานระบบนิวรอลในงานด้านอื่น ๆ รวมทั้งกล่าวถึงเครือข่ายนิวรอนในระบบแบบอื่น

อดใจรอไว้ฉบับหน้าครับ